

سینتیک خشک کردن مادون قرمز برش‌های میوه به و مدل سازی آن با روش الگوریتم ژنتیک - شبکه‌های عصبی مصنوعی

علیرضا یوسفی^{۱*}، سونیا دیلمقانیان^۲، امین ضیافروغی^۳، میثم معزی^۴

- ۱- استادیار، گروه مهندسی شیمی، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه بناب
- ۲- دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی علوم و صنایع غذایی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مراغه
- ۳- دانشجوی دکتری، مهندسی مکانیک، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد
- ۴- استادیار، گروه مهندسی نساجی، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه بناب

(تاریخ دریافت: ۹۷/۲/۴، تاریخ آخرین بازنگری: ۹۷/۴/۹، تاریخ پذیرش: ۹۷/۶/۴)

چکیده

در این تحقیق جهت خشک کردن برش‌های میوه به از روش پرتودهی مادون قرمز استفاده شد. برای این منظور اثر دمای خشک کردن ۵۰، ۶۰، ۷۰ و ۸۰°C که ناشی از توان‌های به ترتیب ۵۱، ۷۳، ۹۸ و ۱۲۵ W لامپ مادون قرمز بود مورد مطالعه قرار گرفت. نتایج به دست آمده نشان دادند که با افزایش دما سرعت خشک کردن افزایش می‌یابد. با افزایش دما از ۵۰ به ۸۰°C زمان خشک کردن حدود ۶۰٪ کاهش یافت. با اعمال توان‌های مختلف برای لامپ مادون قرمز از ۵۱ تا ۱۲۵ W، مقدار رطوبت از ۴۵۳ به ۱۶٪ d.b. کاهش داده شد. مدل سازی فرایند خشک کردن به روش الگوریتم ژنتیک-شبکه‌های عصبی مصنوعی با ۳ ورودی شامل زمان خشک کردن، دمای خشک کردن و دمای مرکز برش و یک خروجی شامل میزان نسبت رطوبتی انجام شد. نتایج مدل سازی نشان داد شبکه‌ای با تعداد ۷ نرون در یک لایه پنهان و با استفاده از تابع انتقال تانژانت هایپربولیک می‌تواند میزان رطوبت در طی فرایند خشک کردن را با دقت بالایی پیشگویی کند ($R^2 = 0.9997$ و $RMSE = 0.0044$). بر اساس نتایج، دقت تخمین به دست آمده برای شبکه بهینه بالاتر از بهترین مدل تجربی (مدل میدیلی) در تمام دماهای مورد آزمایش بود ($R^2 = 0.9987-0.9994$ و $RMSE = 0.0068-0.0098$). نتایج آنالیز حساسیت توسط شبکه عصبی بهینه نشان داد که به دلیل حساسیت بالاتر (۰/۰۰۴۴)، دمای مرکز برش‌های میوه به موثرترین عامل در کنترل میزان نسبت رطوبتی می‌باشد. افزایش دما از ۵۰ به ۸۰°C سبب افزایش ضریب انتشار موثر (D_{eff}) از $10/8 \times 10^{-9}$ به $26/1 \times 10^{-9} \text{ m}^2/\text{s}$ گردید. مقدار انرژی فعال سازی برای برش‌های میوه به، $28/68 \text{ kJ/mol}$ تعیین شد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی، مدل سازی، میوه به، مادون قرمز، ضریب انتشار، انرژی فعال سازی.

۱. مقدمه

درخت به درختی است از تیره گل سرخیان و دسته سیب‌هاکه میوه آن سرشار از ویتامین‌های A و B، املاح و تانن‌ها است [۱]. میوه به، به‌صورت خام و یا فراوری شده استفاده می‌شود. از جمله محصولات تولیدی از میوه به می‌توان به فراورده‌هایی مانند مربا و مارمالاد اشاره کرد. هم‌چنین میوه به به دلیل فعالیت متابولیکی بالا و حساسیت به فساد قارچی ماندگاری کوتاهی دارد.

خشک‌کردن با کاهش فعالیت آبی محصولات غذایی خطر آلودگی در آنان را کاهش، ماندگاری را طولانی‌تر و هم‌چنین هزینه نگهداری و حمل و نقل را کاهش می‌دهد [۲]. لذا بررسی و یافتن یک روش مناسب برای خشک‌کردن میوه به که باعث تولید محصولی با کیفیت بالا شود ضروری به نظر می‌رسد. امروزه پرتودهی با مادون قرمز به عنوان منبع انرژی حرارتی به‌صورت پیوسته یا متناوب، برای بهبود کیفیت و صرفه‌جویی در مصرف انرژی استفاده می‌شود. پرتوهای مادون قرمز قسمتی از طیف الکترومغناطیسی است که به سه بخش مادون قرمز نزدیک با دامنه $0.75-1/4 \mu\text{m}$ ، مادون قرمز متوسط با دامنه $3-1/4 \mu\text{m}$ و مادون قرمز دور با دامنه $1000-3 \mu\text{m}$ تقسیم بندی می‌گردد. پرتودهی با مادون قرمز نسبت به روش‌های حرارت دهی معمول دارای مزایای زیادی است و کیفیت محصول خشک شده در این روش بالاتر است. هم‌چنین در این روش حرارت دهی زمان فرایند کوتاه‌تر و میزان مصرف انرژی کم‌تر می‌باشد [۳]. خشک‌کردن با مادون قرمز مانند سایر روش‌های خشک‌کردن به دلیل اختلاف فشار بین داخل و خارج محصول صورت می‌گیرد که نیروی محرکه انتقال رطوبت است. در خشک‌کن‌های تابش مادون قرمز، گرما در درون ماده تولید می‌شود و در نقاطی که رطوبت بیشتری دارند متمرکز می‌شود و با افزایش فشار بخار، موجب انتشار رطوبت از آن نقاط به سمت لایه‌های خارجی می‌شود؛ بنابراین، به نظر می‌رسد در این روش خشک‌کردن، مشکلات مربوط به سخت شدن پوسته و ممانعت از خروج بیش‌تر رطوبت کاهش یابد [۴]. یوسفی و همکاران [۵] به بررسی فرایند خشک‌شدن برش‌های لیموترش به‌وسیله اشعه مادون قرمز پرداختند. آن‌ها دریافته‌اند که با افزایش توان لامپ مادون قرمز و افزایش دما از 100 به 175 °C، زمان خشک‌کردن حدود 65% کاهش می‌یابد. ترکیب مختلف خشک‌کردن جابه‌جایی و مادون قرمز برای خشک‌کردن قطعات هویج و سیب زمینی، توسط هبار و همکاران

[۶] بررسی شد. نتایج نشان داد زمان فرایند و مصرف انرژی روش ترکیبی در مقایسه با هوای داغ، به ترتیب 48 و 63% کاهش یافت. هم‌چنین کیفیت محصول از نظر رنگ و سخت شدن پوسته در روش ترکیبی بالاتر از روش استفاده از مادون قرمز به تنهایی بود. در سال‌های اخیر تحقیقات متعددی بر روی خشک‌کردن میوه‌ها و سبزی‌ها به روش تابش مادون قرمز انجام شده است که از این میان می‌توان به خشک‌کردن ترکیبی با هوای داغ آناناس [۷]، دانه سویا [۸]، عنب [۹] و میوه به [۱۰] اشاره کرد.

یکی از مهم‌ترین مراحل طراحی و بهینه‌سازی انواع خشک‌کن‌ها پیش‌بینی و مدل‌سازی فرایند خشک‌کردن می‌باشد. در این میان پیش‌بینی تغییرات محتوای رطوبتی محصول در طی فرایند خشک‌کردن از اهمیت خاصی برخوردار است. توسعه روش‌های متداول بر پایه اصول اولیه برای پیش‌بینی فرایندی زمان بر بوده و دقت نتایج به‌دست آمده از آن‌ها رضایت بخش نیست. شبکه‌های عصبی مصنوعی قدرت تامین دقت و سرعت لازم را برای پیش‌بینی فرایند خشک‌کردن دارا می‌باشند [۱۱]. باید توجه داشت که توانایی پیش‌گویی یک شبکه عصبی به ساختار آن شامل نوع تابع فعال‌سازی، تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های لایه پنهان وابستگی زیادی دارد. به‌طور معمول تعیین تعداد نرون‌هایی که در لایه پنهان قرار می‌گیرند به‌وسیله روش آزمون و خطا انجام می‌گیرد، که این عمل وقت گیر بوده و دارای خطا می‌باشد. برای جلوگیری از این مسئله از روش‌های بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی مانند الگوریتم ژنتیک جهت یافتن تعداد بهینه نرون‌ها در لایه پنهان استفاده می‌شود [۱۲]. الگوریتم ژنتیک نوع خاصی از الگوریتم‌های تکامل است که از تکنیک‌های زیست‌شناسی فرگشتی مانند وراثت و جهش استفاده می‌کند. مفاهیم اصلی الگوریتم ژنتیک شامل عملگرهای سه‌گانه انتخاب، آمیزش و جهش است که از آن در ترکیب با شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. در واقع الگوریتم ژنتیک اغلب گزینه خوبی برای تکنیک‌های پیش‌بینی بر مبنای تصادف هستند [۱۳].

صالحی و همکاران [۱۴] از روش الگوریتم ژنتیک- شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی سینتیک خشک‌کردن برش‌های توت فرنگی استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که شبکه‌ای با ۹ نرون در لایه مخفی و با استفاده از تابع انتقال تانژانت هایپربولیک با دقت بالایی ($R^2 = 0.999$) می‌تواند میزان

Celme، مدل GE300 ساخت ایتالیا، میوه‌های به، به صورت برش‌هایی با ضخامت ۵ mm درآمده و سپس این قطعات به وسیله یک برش‌دهنده دایره‌ای به صورت دیسک‌هایی با قطر ۲۴ mm بریده شدند. رطوبت اولیه نمونه‌های به در یک آن با دمای 10.5°C برای مدت ۴۸ h تعیین شد [۵].

۲.۲. دستگاه خشک کن مادون قرمز

یک دستگاه خشک کن مادون قرمز با قابلیت کنترل قدرت تشعشع طراحی گردید که تصویر آن در شکل (۱) نشان داده شده است.

در این سیستم تیوب حرارت دهی از نوع هالوژنی دایره‌ای 250W (ساخت چین) با قابلیت کنترل ولتاژ بود. قدرت لامپ هالوژن با قدرت سنج UT230A، UNI-T، Dongguan، ساخت چین، و با حساسیت $\pm 0.1\text{W}$ اندازه‌گیری گردید. یک سینی عایق در فاصله ۱۳۷ mm ساعت‌کننده قرار گرفت تا از انتقال حرارت به صورت هدایت جلوگیری کند و در نتیجه تنها تشعشع مادون قرمز و جریان همرفت هوا عامل‌های خشک‌کننده بودند. نمونه‌های به بر روی سینی عایق قرار داده شده و از یک طرف در معرض تشعشع قرار گرفتند. دمای مرکز نمونه‌ها به وسیله ترموکوبل نوع TMT-29/1، PHYSITEMP، ساخت امریکا، اندازه‌گیری شد. در حین خشک شدن وزن نمونه‌ها به وسیله کامپیوتر هر ۱۰ s با دقت $\pm 0.01\text{g}$ ثبت گردید.

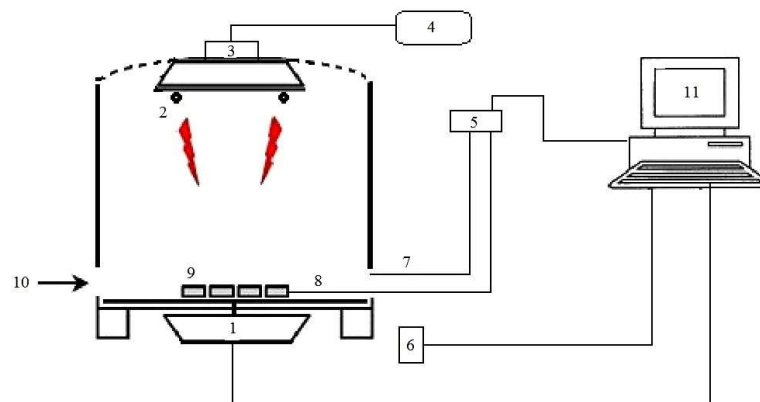
رطوبت برش‌های توت فرنگی را حین فرایند خشک کردن با اشعه مادون قرمز پیش‌بینی کند. یوسفی [۱۳] از روش الگوریتم ژنتیک-شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی محتوای رطوبتی برش‌های پایا حین خشک کردن با هوای داغ استفاده نمود. نتایج به دست آمده نشان داد که دقت این روش در پیش‌بینی میزان رطوبت این محصول بسیار بالا بوده است ($R^2 = 0.9936$ و $RMSE = 0.0220$).

تاکنون تحقیق خاصی در زمینه خشک کردن مادون قرمز میوه به گزارش نشده و هم‌چنین پژوهش‌های اندکی در مورد استفاده از مدل‌سازی الگوریتم ژنتیک-شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی فرایندهای خشک کردن مواد غذایی گزارش شده است. لذا، هدف این پژوهش بررسی سینتیک خشک کردن برش‌های به تحت اثر دماهای مختلف ۵۰، ۶۰، ۷۰ و 80°C و مدل‌سازی آن به وسیله روش الگوریتم ژنتیک-شبکه‌های عصبی مصنوعی (GA-ANNs) بود که کارایی این روش با برخی مدل‌های تجربی خشک کردن لایه نازک مقایسه گردید.

۲. مواد و روش‌ها

۱.۲. آماده سازی نمونه‌ها

میوه به تازه واریته اصفهان با قطر متوسط ۶ cm از بازار محلی شهر مشهد خریداری و در دمای 4°C نگهداری شد. یک ساعت قبل از انجام آزمایش نمونه‌ها از یخچال خارج و در دمای اتاق (23°C) نگه داشته شدند. با استفاده از یک برش‌دهنده برقی



شکل (۱) دستگاه خشک کن مادون قرمز طراحی شده: ۱- ترازو دیجیتال، ۲- محفظه حرارت دادن مادون قرمز، ۳- تارکننده، ۴- واحد ثابت کننده ولتاژ، ۵-

ثبت کننده داده‌ها، ۶- نم سنج، ۷- ترموکوبل نوع کا (k)، ۸- ترموکوبل نوع تی (T)، ۹- نمونه به، ۱۰- ورودی هوا، ۱۱- کامپیوتر

Fig. 1. Infrared dryer setup schematic: 1 - digital balance, 2 - infrared heating tube, 3 - dimmer, 4 - fixed voltage power unit, 5 - data-logger, 6 - hygrometer, 7 - k-type thermocouple, 8 - t-type thermocouple, 9 - quince samples, 10 - inlet cold air, 11 - PC

نشان داده شده‌اند جهت مدل‌سازی داده‌های به‌دست آمده (تغییرات MR در برابر زمان خشک کردن) استفاده شد. نتایج این روش مدل‌سازی با نتایج به‌دست آمده از مدل‌سازی GA-ANNs مقایسه گردید.

جدول (۱) مدل‌های تجربی مورد استفاده جهت مدل‌سازی ریاضی سینتیک خشک‌شدن برش‌های به.

Table 1 Empirical models used for mathematical modeling of drying kinetics of quince slices.

| تابع Function | نام مدل Model name |
|---------------------|-----------------------|
| Page | $\exp(-kt^n)$ |
| Modified Page | $\exp(-kt)^n$ |
| Henderson and Pabis | $a\exp(-kt)$ |
| Logarithmic | $a\exp(-kt)+c$ |
| Midilli et al. | $a\exp(-kt^n)+bt$ |

۳.۳.۲. مدل‌سازی الگوریتم ژنتیک-شبکه‌های عصبی

مدل‌سازی فرایند خشک کردن به، به روش مادون قرمز جهت پیشگویی میزان کاهش وزن به روش الگوریتم ژنتیک-شبکه‌های عصبی مصنوعی توسط شبکه‌های عصبی سه لایه پرسپترون پیشخور انجام پذیرفت. خروجی نرون‌های لایه پنهان و خروجی (y) از طریق افزایش بایاس (bias) به مجموع ورودی‌های وزن دار شده با استفاده از معادله (۲) محاسبه شد:

$$y_i = \sum_{j=1}^p [f(W)_{ij}] X_j + b_j \quad (2)$$

که در این معادله W_{ij} ضریب وزنی نرون شماره i که به نرون شماره j متصل است می‌باشد. هم‌چنین p تعداد ورودی‌های هر نرون و b_j بردار بایاس نرون j است.

در این مطالعه سه ورودی دمای خشک‌کردن، زمان خشک‌کردن و دمای مرکز برش‌های به و یک خروجی میزان نسبت رطوبتی (MR) در نظر گرفته شد (شکل ۲).

تعداد نرون‌های به کار برده شده در لایه پنهان وابستگی کامل به نوع کاربرد و شرایط تعیین پارامترهای شبکه دارد. جهت دستیابی به ترکیب مناسب تعداد نرون‌ها در لایه پنهان به گونه‌ای که حداقل خطا را داشته باشد، فرایند بهینه‌سازی تعداد نرون‌ها در لایه پنهان شبکه عصبی به روش الگوریتم ژنتیک انجام شد. برای این منظور هم جمعیت اولیه برای تولید نسل‌ها و هم حداکثر

خشک کن مادون قرمز ذکر شده یک ساعت قبل از هر آزمایش روشن شد تا به حد پایدار برسد. خشک کردن در چهار دمای ۵۰، ۶۰، ۷۰ و ۸۰ °C انجام شد. تنظیم این دماها با انتخاب قدرت تشعشع مناسب صورت گرفت. توان‌های ایجاد کننده این دماها به ترتیب ۵۱، ۷۳، ۹۸ و ۱۲۵ W بود. تشعشع دهی به صورت مرتب و تا رسیدن به میزان رطوبت ۱۶٪ d.b. از میزان رطوبت اولیه ۴۵۳٪ d.b. صورت گرفت. کلیه آزمایشات در سه تکرار انجام و متوسط نسبت رطوبتی و دما گزارش گردید.

بر اساس معادله موازنه جرم میزان تغییرات وزن نمونه‌ها به میزان رطوبت تبدیل شد و در نهایت با استفاده از معادله (۱) رطوبت‌های به‌دست آمده در هر زمان به نسبت رطوبتی تبدیل گردید:

$$MR = \frac{M - M_e}{M_0 - M_e} \quad (1)$$

که M میزان رطوبت در هر لحظه از زمان خشک کردن، M_0 میزان رطوبت اولیه و M_e میزان رطوبت تعادلی است. لازم به ذکر است که به دلیل کوچک بودن رطوبت تعادلی می‌توان از آن صرفه نظر کرد و معادله را به صورت M/M_0 نوشت [۱۵].

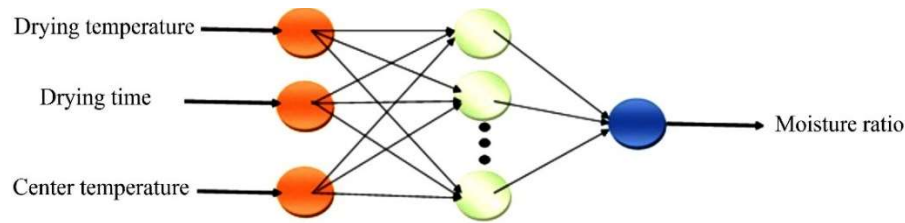
۳.۲. مدل‌سازی

۱.۳.۲. مدل‌سازی با GA-ANNs

برای انجام این روش مدل‌سازی، ابتدا داده‌ها به صورت تصادفی چیده و سپس به سه دسته داده‌های آموزش، داده‌های اعتبار سنجی و داده‌های تست تقسیم شدند که سهم هر قسمت به ترتیب ۶۰، ۱۰ و ۳۰٪ بود. تعداد نرون‌های لایه پنهان از ۲-۲۰ تغییر داده شد و مقدار بهینه تعداد نرون در لایه پنهان توسط الگوریتم ژنتیک تعیین گردید. از توابع انتقال خطی، سیگموئیدی و تانژانت هایپربولیک در لایه پنهان و خروجی استفاده شد. هر جفت ورودی-خروجی شامل سه ورودی (زمان خشک‌کردن، دمای خشک‌کردن و دمای مرکز برش‌های به) و یک خروجی (میزان نسبت رطوبتی یا MR) بود. در پایان نتایج سیستم طراحی شده با استفاده از نرم افزار NeuroSolution 5 به دست آمد [۱۳].

۲.۳.۲. مدل‌سازی ریاضی

در این پژوهش علاوه بر مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک-شبکه‌های عصبی، از پنج مدل تجربی که در جدول (۱)



شکل (۲) ساختار شبکه عصبی استفاده شده در فرایندمدل سازی

Fig. 2. ANNs structure applied for modeling process

از زمان، $MR_{pre,i}$ نسبت رطوبتی پیش‌بینی شده در هر لحظه از زمان، \overline{MR}_{exp} میانگین نسبت رطوبتی آزمایشگاهی، \overline{MR}_{pre} میانگین نسبت رطوبتی پیش‌بینی شده و N تعداد مشاهدات می‌باشد.

۴.۲. تعیین ضریب انتشار مؤثر

به دلیل نرخ نزولی در خشک کردن، یک مقاومت درونی مقابل انتقال جرم (رطوبت) مشاهده می‌شود. معادله انتشار فیک فرایند خشک کردن در نرخ نزولی را آنالیز می‌کند. کرنک [۱۶] این معادله را حل نموده و معادله (۷) را برای یک شکل تیغه‌ای با انتشار رطوبت درونی یکنواخت، ضریب انتشار ثابت و چروکیدگی ناچیز پیشنهاد داد:

$$MR = \frac{8}{\pi^2} \exp\left(-\frac{\pi^2 D_{eff} t}{4L^2}\right) \quad (7)$$

که در این معادله D_{eff} ضریب انتشار مؤثر (m^2/s)، t زمان خشک کردن و L نصف ضخامت (m) نمونه‌های تیغه‌ای شکل می‌باشد. همان‌طور که قابل مشاهده است مقدار D_{eff} از شیب این معادله و نمودار لگاریتمی تغییرات نسبت رطوبتی بر حسب زمان خشک کردن قابل محاسبه است.

۵.۲. محاسبه انرژی فعال سازی

بر اساس رابطه آرنیوس، وابستگی میزان D_{eff} به دما قابل بیان است [۱۷]. این موضوع در رابطه (۸) قابل مشاهده است:

$$D_{eff} = D_0 \exp\left(-\frac{E_a}{R(T+273.15)}\right) \quad (8)$$

که در این معادله D_0 ثابت آرنیوس (m^2/s)، E_a انرژی فعال سازی (kJ/mol)، T دمای خشک کردن برحسب $^{\circ}C$ و R ثابت جهانی گازها ($kJ/(mol.K)$) می‌باشد. مقدار E_a از روی شیب نمودار $\ln(D_{eff})$ در برابر $1/(T+273.15)$ قابل محاسبه است.

تعداد نسل‌ها ۱۰۰ در نظر گرفته شد. هم‌چنین احتمال آمیزش و جهش نیز مطابق با توصیه نرم افزار NeuroSolution 5 به ترتیب ۰/۹ و ۰/۱ و تعداد نرون‌ها جهت بهینه سازی ۱ تا ۲۰ عدد در نظر گرفته شد. از توابع فعال‌سازی خطی، سیگموئیدی (معادله ۳) و تانژانت هایپربولیک (معادله ۴) در لایه مخفی و خروجی استفاده گردید و هم‌چنین از الگوریتم لونیگ-مارکووارت جهت آموزش شبکه استفاده شد.

$$\text{Sig} = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (3)$$

$$\text{tanh} = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (4)$$

جهت مدل‌سازی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی نرم افزار NeuroSolution نسخه ۵ استفاده گردید. در این نرم افزار با تغییر نوع تابع فعال‌سازی، تعداد داده‌های استفاده شده جهت یادگیری، آزمون و ارزیابی و قاعده یادگیری لونیگ-مارکووارت بهترین ساختار شبکه جهت دست‌یابی به شبکه یا همان سیستم مدل‌سازی بهینه بررسی شد.

۴.۳.۲. تعیین کارایی مدل سازی

با استفاده از معادلات ضریب تبیین (R^2) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) کارایی هر دو روش مدل‌سازی تعیین و با هم مقایسه شد. لازم به ذکر است که R^2 (معادله ۵) بالاتر و RMSE (معادله ۶) پائین تر کارایی بالاتر مدل را نشان می‌دهد.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (MR_{exp,i} - \overline{MR}_{exp})^2 (MR_{pre,i} - \overline{MR}_{pre})^2}{\sum_{i=1}^N (MR_{exp,i} - \overline{MR}_{exp})^2 \sum_{i=1}^N (MR_{pre,i} - \overline{MR}_{pre})^2} \quad (5)$$

$$\text{RMSE} = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (MR_{exp,i} - MR_{pre,i})^2 \right]^{1/2} \quad (6)$$

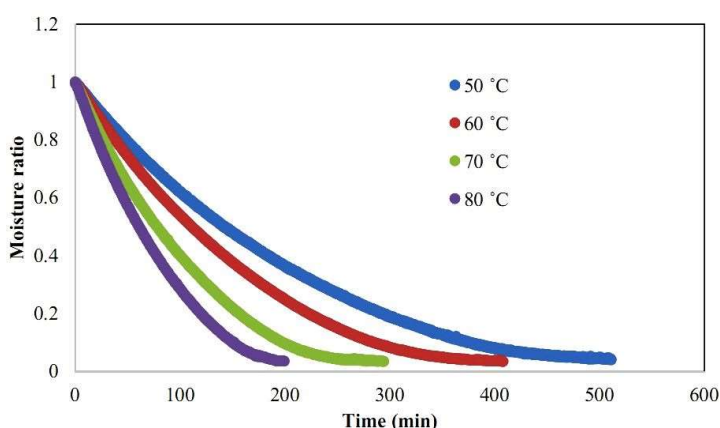
در این معادلات $MR_{exp,i}$ نسبت رطوبتی آزمایشگاهی در هر لحظه

۳. نتایج و بحث

۳.۱. بررسی روند خشک شدن

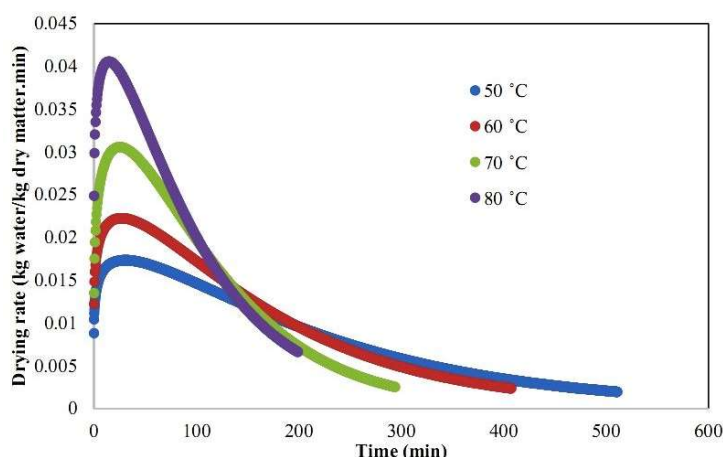
نمودار تغییرات نسبت رطوبتی با زمان خشک کردن نمونه‌ها در دماهای ۵۰ تا ۸۰°C در شکل (۳) نشان داده شده است. با افزایش دمای خشک کردن مقدار نسبت رطوبتی در یک زمان مشخص کاهش می‌یابد. همان‌طور که نتایج نشان می‌دهد با افزایش دما از ۵۰ به ۸۰°C میزان زمان خشک کردن حدود ۶۰٪ کاهش می‌یابد. در دمای بالاتر به دلیل خروج سریع‌تر رطوبت، فرایند خشک شدن در زمان کم‌تری روی می‌دهد. این کاهش زمان خشک شدن که در نتیجه افزایش دما روی می‌دهد، می‌تواند به دلیل افزایش فشار بخار آب درون اسلایس‌های به باشد که مهاجرت رطوبت را افزایش می‌دهد [۵]. نتایج مشابهی توسط ورگارا و همکاران [۱۸] در این مورد مشاهده شده است. کاهش

مستمر نسبت رطوبتی نشان می‌دهد که انتشار عامل حاکم در پدیده انتقال جرم درون نمونه است [۱۹]. نتایج مشابهی توسط کایماک-ارتکین [۲۰] برای فلفل سبز و قرمز و سوگی و همکاران [۲۱] برای دانه‌های گوجه فرنگی گزارش شده است. شکل (۴) تغییرات سرعت خشک کردن در برابر زمان خشک کردن در دماهای مورد آزمایش نشان می‌دهد. واضح است که سرعت خشک کردن در ابتدا زیاد بوده و در طول فرایند به تدریج کاهش می‌یابد. همان‌طور که مشاهده می‌شود فرایند خشک شدن قطعات در سرعت ثابت اتفاق نمی‌افتد و کل فرایند در سرعت نزولی انجام می‌گیرد و فقط در ابتدای زمان خشک کردن (حدود ۷٪ زمان کل خشک کردن) است که سرعت افزایش می‌یابد. نتایج مشابهی توسط دویماز [۲۲] برای کدو تنبل به دست آمده است.



شکل (۳) تغییرات نسبت رطوبتی با زمان برای برش‌های در دماهای تحت بررسی

Fig. 3. Changes in moisture ratio with time for the quince slices at the selected temperatures



شکل (۴) تغییرات سرعت خشک کردن با زمان برای قطعات به در دماهای تحت بررسی

Fig. 4. changes in drying rate with time for the quince slices at selected temperatures

۲.۳. مدل‌سازی ریاضی

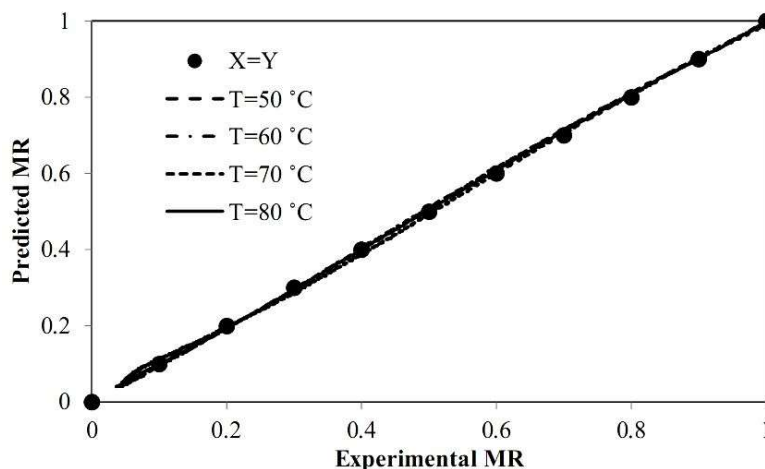
را انجام دادند. آزمایش در دماهای ۶۰، ۷۵ و ۸۵ °C صورت گرفت. منحنی خشک کردن تجربی به دست آمده با ۱۱ مدل ریاضی برازش داده شد که مدل اصلاح شده پیچ به عنوان بهترین مدل ارائه شد. دویماز [۲۶] از اشعه مادون قرمز به منظور خشک کردن دانه‌های انار استفاده کرد. در این تحقیق، چهار سطح توان اشعه مادون قرمز شامل ۸۳، ۱۰۴، ۱۲۵ و ۱۴۶ W بود. وی در این تحقیق نشان داد سطوح توان اشعه، بر سرعت و زمان خشک کردن موثر است به طوری که با افزایش توان اشعه مادون قرمز از ۸۳ به ۱۴۶ W، زمان فرایند از ۱۵۰ به ۶۰ min کاهش یافت. به منظور ارزیابی سینتیک دانه‌های انار، داده‌های آزمایشی با ده مدل ریاضی، برازش شد و نتایج نشان داد مدل‌های میدیلی، پگ و ویبول نسبت به سایر مدل‌ها، پیش‌بینی بهتری ارائه دادند. شکل (۵) صحت بهترین مدل (مدل میدیلی) را در تخمین محتوای رطوبتی قطعات در دماهای تحت بررسی نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود تطابق بسیار خوبی بین داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده با مدل میدیلی وجود دارد.

داده‌های نسبت رطوبتی میوه به لایه نازک در برابر زمان خشک کردن در دماهای مختلف به وسیله مدل‌های ذکر شده برازش داده شدند. نتایج مدل‌سازی و آنالیز آماری در جدول (۲) نشان داده شده است. همان‌طور که از نتایج بر می‌آید مدل میدیلی (Midilli) در دماهای تحت بررسی دارای بهترین برازش با داده‌های آزمایشگاهی بود. مقدار R^2 و RMSE به دست آمده برای این مدل در دماهای تحت بررسی به ترتیب برابر ۰/۹۹۹۴- و ۰/۹۹۸۷ و ۰/۰۰۶۸-۰/۰۰۹۸ بود. نتایج مشابهی توسط زمردیان و مرادی [۲۳] برای زیره به دست آمد و آن‌ها نیز این مدل را برای خشک کردن لایه نازک زیره در خشک کن آفتابی پیشنهاد دادند. تورات و همکاران [۲۴] مدل‌سازی ریاضی و تجربی لایه نازک خشک کردن زنجبیل را در یک خشک‌کن تحت خلاء و در چهار دمای ۴۰، ۵۰، ۶۰ و ۶۵ °C انجام دادند. نتایج نشان داد که مدل دو جمله‌ای برازش بهتری نسبت به ۵ مدل دیگر انتخاب شده با داده‌های آزمایشگاهی دارد. آکپینار و بایسر [۲۵] طی تحقیقی، مدل‌سازی ریاضی و لایه نازک خشک شدن همرفتی توت فرنگی

جدول (۲) نتایج مدل‌سازی ریاضی خشک کردن لایه نازک برش‌های به در دماهای تحت بررسی.

Table 2 the results of mathematical modeling of drying process of thin-layered quince slices at the selected temperatures.

| نام مدل Model name | دما Temperature (°C) | ضریب تبیین R ² | جذر میانگین مربعات RMSE خطا | ثابت‌های مدل Model constants |
|-----------------------|-------------------------|------------------------------|--------------------------------|--|
| Page | 50 | 0.9983 | 0.0112 | k: 0.0000213, n: 1.150 |
| | 60 | 0.9984 | 0.0115 | k: 0.0000192, n: 1.194 |
| | 70 | 0.9979 | 0.0129 | k: 0.0000283, n: 1.198 |
| | 80 | 0.9972 | 0.0151 | k: 0.0000299, n: 1.228 |
| Modified Page | 50 | 0.9919 | 0.0249 | k: 0.01131, n: 0.0078 |
| | 60 | 0.9876 | 0.0314 | k: 0.01029, n: 0.0112 |
| | 70 | 0.9870 | 0.0323 | k: 0.02509, n: 0.0066 |
| | 80 | 0.9828 | 0.0375 | k: 0.00515, n: 0.0412 |
| Henderson and Pabis | 50 | 0.9946 | 0.0203 | k: 0.0000930, a: 1.052 |
| | 60 | 0.9921 | 0.0252 | k: 0.00012, a: 1.064 |
| | 70 | 0.9914 | 0.0263 | k: 0.00017, a: 1.064 |
| | 80 | 0.9885 | 0.0305 | k: 0.00023, a: 1.070 |
| Logarithmic | 50 | 0.9970 | 0.0151 | k: 0.0000822, a: 1.073, c: -0.04441 |
| | 60 | 0.9984 | 0.0111 | k: 0.0000964, a: 1.124, c: -0.09993 |
| | 70 | 0.9916 | 0.0260 | k: 0.00017, a: 1.065, c: -0.001 |
| | 80 | 0.9991 | 0.0086 | k: 0.00016, a: 1.187, c: -0.1688 |
| Midilli et al. | 50 | 0.9987 | 0.0098 | k: 1.05E-05, n: 1.221, a: 0.9676, b: 1.66E-07 |
| | 60 | 0.9992 | 0.0082 | k: 2.64E-05, n: 1.151, a: 0.988, b: -1.58E-06 |
| | 70 | 0.9989 | 0.0095 | k: 2.46E-05, n: 1.207, a: 0.9746, b: -1.15E-06 |
| | 80 | 0.9994 | 0.0068 | k: 5.29E-05, n: 1.148, a: 0.9871, b: -5.28E-06 |



شکل (۵) داده‌های آزمایشگاهی در برابر داده‌های پیش‌بینی شده توسط مدل میدیلی در دماهای تحت بررسی

Fig. 5. Experimental data vs. predicted data by Midilli model at the selected temperatures

طراحی شبکه بهینه در نظر گرفته شد.

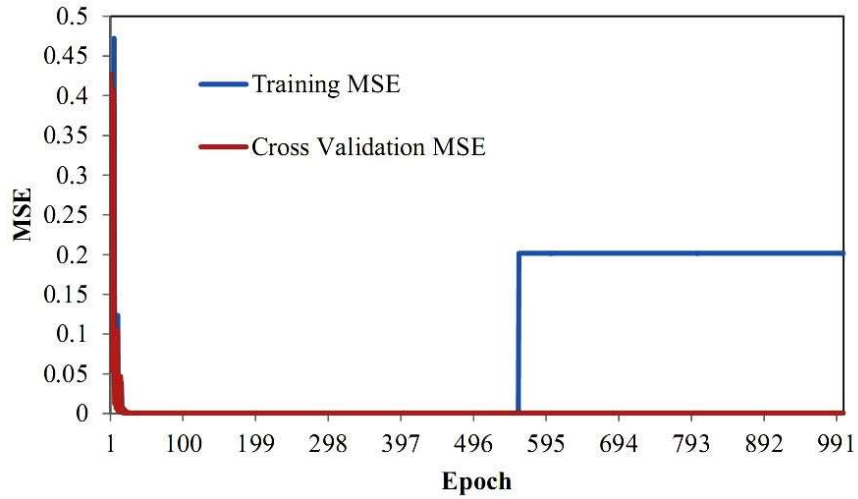
شکل (۷) داده‌های آزمایشگاهی را در برابر داده‌های به‌دست آمده از شبکه GA-ANNs بهینه را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود بین این داده‌ها برازش بالایی برقرار است، به‌طوری که مقدار R^2 و RMSE به‌دست آمده به ترتیب $0/9997$ و $0/0044$ تعیین شد. بالا و همکاران [۲۷]، مدل شبکه عصبی عملکرد یک خشک‌کن خورشیدی برای خشک‌کردن جک فروت استفاده کردند و نشان دادند در صورتی که شبکه به خوبی آموزش دیده باشد می‌تواند به خوبی فرایند خشک‌شدن را پیش‌بینی کند. کردپیون و همکاران [۲۸]، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی میزان چروکیدگی سه نوع هویج را حین خشک‌کردن پیش‌بینی کردند. آن‌ها محتوای رطوبتی هویج و ابعاد سلولی به‌دست آمده از تصاویر میکروسکوپی را به عنوان ورودی شبکه تعریف کردند. مدل شبکه عصبی بهینه شده با $R^2=0/95$ برای حالت‌های مختلف خشک‌کردن قادر به پیش‌بینی میزان چروک خوردگی هویج بود. یوسفی و همکاران [۱۱]، طی تحقیقی محتوای رطوبتی پایا در طول خشک‌شدن در خشک‌کن کابینتی، با استفاده از هر دو مدل ریاضی و شبکه عصبی تخمین زدند. آزمایش‌ها در دماهای 40°C ، 50°C و 60°C و ضخامت برش‌های 3 ، 5 و 7 mm انجام شد. ۸ مدل ریاضی شناخته شده برای پیش‌بینی محتوای رطوبتی حین خشک‌کردن مورد استفاده قرار گرفت که در میان آن‌ها مدل two-term مدل مناسب‌تری برای پیش‌بینی تعیین گردید. ضریب تبیین (R^2) بالا و جذر میانگین

۳.۳. مدل‌سازی GA-ANNs

برای مدل‌سازی با استفاده از تکنیک GA-ANNs از یک شبکه پرسپترون پیش‌خور سه لایه شامل یک لایه ورودی، یک لایه مخفی و یک لایه خروجی استفاده شد. در بین توپولوژی‌های مختلف توپولوژی ۱-۷-۳ با داشتن ۳ نرون در لایه ورودی، ۷ نرون در لایه مخفی و ۱ نرون در لایه خروجی دارای بالاترین دقت و کم‌ترین خطا جهت پیش‌بینی محتوای رطوبتی بود. لازم به ذکر است که تابع انتقال تانژانت هایپربولیک و خطی به ترتیب در لایه مخفی و لایه خروجی مورد استفاده قرار گرفت. هم‌چنین از الگوریتم یادگیری لوبنبرگ-مارکووارت (LM) نیز جهت آموزش شبکه استفاده شد.

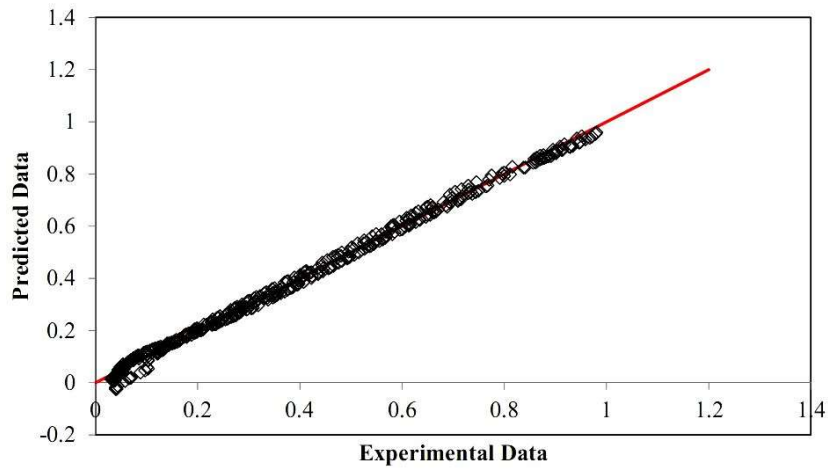
شکل (۶) اثر تعداد ای‌پوک را بر میزان خطای MSE (میانگین جذر خطاها) نشان می‌دهد. نتایج نشان داد که در ای‌پوک ۷۱ کم‌ترین میزان این خطا که معادل $0/0004$ بود، به‌دست آمد. این میزان خطا به خوبی نشان می‌دهد که شبکه عصبی به خوبی آموزش دیده است و تطابق بالایی بین داده‌های آموزش و داده‌های تولید شده در نتیجه‌ی آموزش شبکه با الگوریتم LM وجود دارد.

با تغییر تعداد نرون‌ها در لایه مخفی مشاهده شد که در صورت قرار گرفتن ۷ نرون در لایه مخفی سیستم مدل‌سازی بهینه شده و داده‌های تولید شده توسط شبکه GA-ANNs برازش بسیار بالایی با داده‌های در نظر گرفته شده برای تست پیدا می‌کنند. در نتیجه توپولوژی ۱-۷-۳ به عنوان بهترین توپولوژی برای



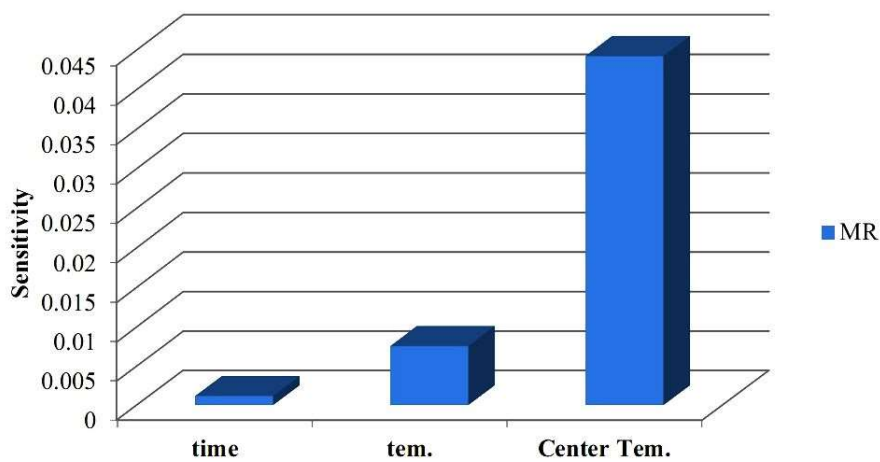
شکل (۶) اثر ای پوک بر میزان خطای MSE برای داده‌های آموزش

Fig. 6. Effect of epoch on MSE error for training data



شکل (۷) داده‌های تست در برابر داده‌های تولید شده به وسیله شبکه GA-ANNs بهینه

Fig. 7. Test data vs. the obtained data from the optimized GA-ANNs



شکل (۸) حساسیت خروجی شبکه (MR) به ورودی‌ها برای شبکه بهینه GA-ANNs

Fig. 8. Sensitivity of the network output (MR) to the inputs of the optimized GA-ANNs

۴.۴. تعیین مقدار انرژی فعال‌سازی (E_a)

مقدار انرژی فعال‌سازی به‌دست آمده برای برش‌های به با استفاده از معادله (۸) برابر $28/68 \text{ kJ/mol}$ بود. این مقدار بر اساس شیب خط نمودار شکل (۱۰) تعیین گردید. این مقدار به‌دست آمده کم‌تر از مقدار انرژی اکتیواسیون برای فلفل سبز ($51/4 \text{ kJ/mol}$) تعیین شده توسط کایماک-ارتکین [۲۰]، نعنای خشک شده ($82/93 \text{ kJ/mol}$) تعیین شده توسط پارک و همکاران [۳۲] و بیش‌تر از فلفل قرمز ($24/47 \text{ kJ/mol}$) تعیین شده توسط کلیم الله و کایلاپان [۳۰] بود.

۴. نتیجه‌گیری

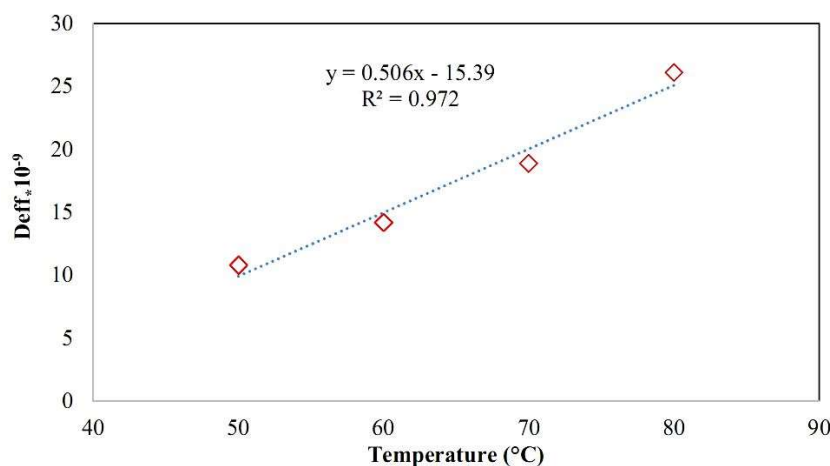
در این تحقیق سینتیک خشک‌شدن لایه نازک برش‌های به در یک خشک‌کن مادون قرمز مورد بررسی قرار گرفت. برای این منظور اثر زمان خشک‌کردن، دمای خشک‌کردن و دمای مرکز برش بر میزان تغییرات رطوبت مطالعه شد. پس از انجام آزمایشات، نتایج به‌دست آمده به‌وسیله روش GA-ANNs و پنج مدل ریاضی تجربی خشک‌کردن مدل‌سازی شدند. نتایج نشان داد که توپولوژی ۱-۷-۳ دارای بهترین نتیجه جهت مدل‌سازی و تخمین محتوای رطوبتی برش‌های به بود. مقایسه ضریب تبیین و جذر میانگین خطاهای به‌دست آمده برای بهترین مدل تجربی (مدل میدیلی) $R^2 = 0/9987-0/9994$ و $0/0068-0/0098$ و $R^2 = 0/9997$ و مدل GA-ANNs بهینه $R^2 = 0/9997$ و $0/0044$ (RMSE =) جهت پیش‌بینی محتوای رطوبتی برش‌های به، به خوبی کارایی بالاتر روش GA-ANNs را در این پیش‌بینی

مربعات خطای (RMSE) پایین شبکه‌های MLP نسبت به نتایج مدل‌سازی ریاضی نشان داد که محتوی رطوبتی میوه پاپایا توسط شبکه‌های عصبی نسبت به مدل‌های ریاضی دقیق‌تر پیش‌بینی می‌شود.

شکل (۸) حساسیت میزان نسبت رطوبتی به‌عنوان خروجی سیستم شبکه عصبی را نسبت به ورودی‌های به کار برده شده یعنی زمان خشک‌کردن، دمای خشک‌کردن و دمای مرکز برش نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود در بین ورودی‌ها، دمای مرکز برش دارای بیش‌تر اثر بر میزان خروجی نسبت رطوبتی بود. از سویی دیگر، در بین ورودی‌ها کم‌ترین میزان اثرگذاری بر میزان نسبت رطوبتی را زمان خشک‌کردن داشت.

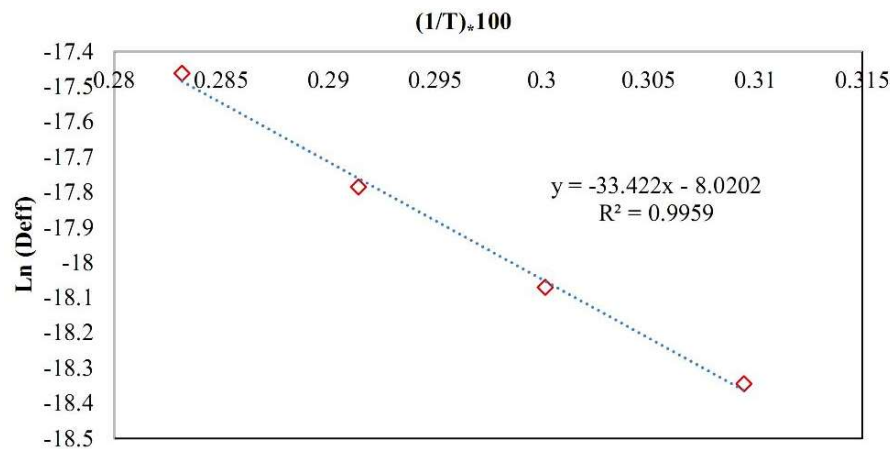
۴.۳. تعیین ضریب انتشار مؤثر

بر اساس معادله (۷) مقدار ضریب انتشار مؤثر رطوبت برش‌های به حین خشک‌کردن در دماهای مختلف (50°C تا 80°C) به‌وسیله اشعه مادون قرمز تعیین گردید که نتایج آن در شکل (۹) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود با افزایش دما میزان D_{eff} افزایش می‌یابد. افزایش دما از 50°C به 80°C سبب افزایش D_{eff} از $10/8 \times 10^{-9}$ به $26/1 \times 10^{-9} \text{ m}^2/\text{s}$ گردید. مادامبا و همکاران [۲۹] بیان کردند که میزان D_{eff} برای نمونه‌های مواد غذایی بین 10^{-11} تا $10^{-9} \text{ m}^2/\text{s}$ می‌باشد. همان‌طور که مشاهده می‌شود مقدار به‌دست آمده برای برش‌های به نیز در این دامنه قرار دارد. نتایج مشابهی در مورد اثر دما توسط کلیم الله و کایلاپان [۳۰]، ساسیلیک و همکاران [۳۱] و دویماز [۲۲] گزارش شده است.



شکل (۹) تغییرات ضریب انتشار مؤثر (D_{eff}) با دمای خشک‌کردن برای برش‌های به

Fig. 9. Changes in effective diffusion coefficient (D_{eff}) affected by the drying temperature for the quince slices



شکل (۱۰) تعیین انرژی اکتیواسیون (E_a) بر اساس تغییرات D_{eff} با دما

Fig. 10. Determination of activation energy (E_a) based on the changes in D_{eff} with temperature

گردد. میزان ضریب انتشار موثر (D_{eff}) در بازه دمایی ۵۰ تا ۸۰°C از $۱۰/۸ \times ۱۰^{-۹}$ تا $۲۶/۱ \times ۱۰^{-۹}$ m^2/s متغیر بود. همچنین میزان انرژی فعال سازی برای برش‌های میوه به، $۲۸/۶۸$ kJ/mol محاسبه شد.

نشان داد. از این رو می‌توان نتیجه گرفت که روش مدل سازی GA-ANNs یک تکنیک بسیار کارآمد در پیش‌بینی سینتیک خشک کردن برش‌های میوه به دارد که به دلیل همین دقت و کارایی بالای آن می‌تواند جانشین روش‌های مدل سازی مرسوم

منابع

- conversion/degradation of isoflavones during infrared drying of soybean. *Food Chem.*, 133, 946-952.
- [9] Bi, J., Chen, Q., Zhou, Y., Liu, X., Wu, X., Chen, R. (2014). Optimization of short-and medium-wave infrared drying and quality evaluation of jujube powder. *Food Bioprocess Tech.*, 7, 2375-2387.
- [10] Ziaforoughi, A., Yousefi, A.R., Razavi, S.M.A. (2016). A Comparative Modeling Study of Quince Infrared Drying and Evaluation of Quality Parameters. *Int. J. Food Eng.*, 12, 901-910.
- [11] Yousefi, A.R., Asadi, V., Nassiri, S.M., Niakousari, M., Khodabakhsh Aghdam, Sh. (2012). Comparison of mathematical and neural network models in the estimation of papaya fruit moisture content. *Philipp. J. Agric. Sci.*, 95, 192-198.
- [12] Yousefi, A. R., Razavi, S.M.A. (2016). Modeling of glucose release from native and modified wheat starch gels during in vitro gastrointestinal digestion using artificial intelligence methods. *Int. J. Biol. Macromol.*, 97, 752-760.
- [13] Yousefi, A.R. (2017). Estimation of papaw (*Carica papaw* L.) moisture content using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and genetic algorithm-artificial neural network (GA-ANN). *Iran. Food Sci. Technol. Res. J.*, 12, 767-779.
- [1] Potter, D., et al. (2007). Phylogeny and classification of Rosaceae. *Plant Syst. Evol.*, 266, 5-43.
- [2] Yousefi, A.R., Niakousari, M., Moradi, M. (2013). Microwave assisted hot air drying of papaya (*Carica papaya* L.) pretreated in osmotic solution. *African J. Agric. Res.*, 8, 3229-3235.
- [3] Nowak, D., Lewicki P.P. (2004). Infrared drying of apple slices. *Innov. Sci. Eng. Technol.*, 5, 353-360.
- [4] Doymaz, I. (2012). Drying of pomegranate seeds using infrared radiation. *Food Sci. Biotechnol.*, 21, 1269-1275.
- [5] Yousefi, A.R., Ghasemian, N., Salari, A. (2017). Infrared drying kinetics study of lime slices using hybrid GMDH-neural networks. *Innov. Food Technol.*, 5, 91-105.
- [6] Hebbbar, H.U., Viahwanathan, K.H., Ramesh, M.N. (2004). Development of combined infrared and hot air dryer for vegetables. *J. Food Eng.*, 65, 557-563.
- [7] Pokham, K., Meeso, N., Soponronnarit, S., Siriamornpun, S. (2012). Modeling of combined far-infrared radiation and drying of a ring shape-pineapple with/without shrinkage. *Food Bioprod. Process*, 90, 155-164.
- [8] Niamnuy, M., Poomsa-ad N, Devahastin S. (2012). Kinetic modeling infrared drying

- [31] Sacilik, K., Keskin, R. and Elicin, A.K. (2006). Mathematical modelling of solar tunnel drying of thin layer organic tomato. *J. Food Eng.*, 73, 231-238.
- [32] Park, K.J., Vohnikova, Z., Brod, F.P.R. (2002). Evaluation of drying parameters and desorption isotherms of garden mint leaves (*Mentha crispa* L.). *J. Food Eng.*, 51, 193-199.
- [14] Salehi, F., Gohari Ardabili, A., Nemati, A., Ltfi Drab, A. (2017). Modeling of strawberry drying process using infrared dryer by genetic algorithm-artificial neural network method. *Iran. J. Food Sci. Technol.*, 69, 105-114.
- [15] Yousefi, A.R., Ghasemian, N. (2017). Prediction of papaw moisture ratio during hot air-drying: GMDH vs. mathematical modeling. *Int. Food Res. J.*, 24, 2347-2352.
- [16] Crank, J. (1975). *The mathematics of diffusion* (2nd ed.). Oxford, UK: Clarendon Press.
- [17] Simal, S., Mulet, A., Tarrazo, J., Rosello, C. (1996). Drying models for green peas. *Food Chem.*, 55, 121-128.
- [18] Vergara, F., Amezcaga, E., Barcenas, M.E., Welti, J. (1997). Analysis of the drying processes of osmotically dehydrated apple using the characteristic curve model. *Drying Technol.*, 15, 949-963.
- [19] Haghi, A.K., Amanifard, N. (2008). Analysis of heat and mass transfer during microwave drying of food products. *Brazil. J. Chem. Eng.*, 25, 491-501.
- [20] Kaymak-Ertekin, F. (2002). Drying and rehydrating kinetics of green and red peppers. *J. Food Sci.*, 67, 168-175.
- [21] Sogi, D.S., Shivhare, U.S., Garg, S.K., Bawa, A.S. (2003). Water sorption isotherms and drying characteristics of tomato seeds. *Biosys. Eng.*, 84: 297-301.
- [22] Doymaz, I. (2007). The kinetics of forced convective air-drying of pumpkin slices. *J. Food Eng.*, 79, 243-248.
- [23] Zomorodian, A., Moradi, M. (2010). Mathematical modeling of forced convection thin layer solar drying for cuminum cyminum. *J. Agric. Sci. Technol.*, 12, 401-408.
- [24] Thorat, I.D., Mohapatra, D., Sutar, R., Kapdi, S., Jagtap, D.D. (2012). Mathematical modeling and experimental study on thin-layer vacuum drying of ginger (*Zingiber Officinale* R.) slices. *Food Bioprocess Technol.*, 5, 1379-1383.
- [25] Akpınar, E.K., Bicer, Y. (2006). Mathematical modeling and experimental study on thin layer drying of strawberry. *Int. J. Food Eng.*, 2.
- [26] Doymaz, I. (2012). Drying of pomegranate seeds using infrared radiation. *Food Sci. Biotechnol.*, 21, 1269-1275.
- [27] Bala, B.K., Ashraf, M.A., Udidin, M.A., Janjai, S. (2005). Experimental and neural network prediction of the performance of a solar tunnel drier for drying jackfruit bulbs and leather. *J. Food Process Eng.*, 28, 552-566.
- [28] Kerdpi boon, S., Kerr, W.L., Devahastin, S. (2006). Neural network prediction of physical property changes of dried carrot as a function of fractal dimension and moisture content. *Food Res. Int.*, 39, 1110-1118.
- [29] Madamba, P.S., Driscoll, R.H., Buckle, K.A. (1996). The thin-layer drying characteristics of garlic slices. *J. Food Eng.*, 29, 75-97.
- [30] Kaleemullah, S., Kailappan, R. (2005). Drying kinetics of red chillies in a rotary dryer. *Biosyst Eng.*, 92, 15-23.